

Jurnal Ilmiah

DASI

DATA MANAJEMEN DAN TEKNOLOGI INFORMASI



STMIK AMIKOM
YOGYAKARTA

VOL. 16 NO. 3 SEPTEMBER 2015
JURNAL ILMIAH
Data Manajemen Dan Teknologi Informasi

Terbit empat kali setahun pada bulan Maret, Juni, September dan Desember berisi artikel hasil penelitian dan kajian analitis kritis di dalam bidang manajemen informatika dan teknologi informatika. ISSN 1411-3201, diterbitkan pertama kali pada tahun 2000.

KETUA PENYUNTING

Abidarin Rosidi

WAKIL KETUA PENYUNTING

Heri Sismoro

PENYUNTING PELAKSANA

Kusrini

Emha Taufiq Luthfi

Hanif Al Fatta

Anggit Dwi Hartanto

STAF AHLI (MITRA BESTARI)

Jazi Eko Istiyanto (FMIPA UGM)

H. Wasito (PAU-UGM)

Supriyoko (Universitas Sarjana Wiyata)

Janoe Hendarto (FMIPA-UGM)

Sri Mulyana (FMIPA-UGM)

Winoto Sukarno (AMIK “HAS” Bandung)

Rum Andri KR (AMIKOM)

Arief Setyanto (AMIKOM)

Krisnawati (AMIKOM)

Ema Utami (AMIKOM)

ARTISTIK

Amir Fatah Sofyan

TATA USAHA

Lya Renyta Ika Puteri

Murni Elfiana Dewi.

PENANGGUNG JAWAB :

Ketua STMIK AMIKOM Yogyakarta, Prof. Dr. M. Suyanto, M.M.

ALAMAT PENYUNTING & TATA USAHA

STMIK AMIKOM Yogyakarta, Jl. Ring Road Utara Condong Catur Yogyakarta, Telp. (0274) 884201 Fax. (0274) 884208, Email : jurnal@amikom.ac.id

BERLANGGANAN

Langganan dapat dilakukan dengan pemesanan untuk minimal 4 edisi (1 tahun) pulau jawa Rp. 50.000 x 4 = Rp. 200.000,00 untuk luar jawa ditambah ongkos kirim.

DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL.....	i
KATA PENGANTAR	ii
DAFTAR ISI.....	iii
Perlindungan Data Terhadap Serangan Menggunakan Metoda Tebakan Pada Sistem Operasi Linux.....	1-8
Akhmad Dahlan (Teknik Informatika STMIK AMIKOM Yogyakarta)	
Perlindungan Data Terhadap Serangan Menggunakan Metoda Tebakan Pada Sistem Operasi Linux.....	9-17
Ali Mustopa (Teknik Informatika STMIK AMIKOM Yogyakarta)	
Integrasi Sistem Informasi Laboratorium Dengan Menggunakan Pendekatan <i>Service Oriented Architecture (Soa)</i>	18-26
Andika Agus Slameto (Teknik Informatika STMIK AMIKOM Yogyakarta)	
Analisis dan Implementasi Algoritma Kriptografi Kunci Publik Rsa dan Luc Untuk Penyandian Data.....	27-36
Bayu Setiaji (Teknik Informatika STMIK AMIKOM Yogyakarta)	
Kajian Infrastruktur Sistem Informasi Berbasis Sistem Multimedia.....	37-45
Dina Maulina (Teknik Informatika STMIK AMIKOM Yogyakarta)	
Pemanfaatan Konsep Ontology Dalam Interaksi Sistem <i>Collaborative Learning</i>	46-52
Emigawaty (Teknik Informatika STMIK AMIKOM Yogyakarta)	
Penerapan Algoritma <i>Learning Vector Quantization</i> Untuk Prediksi Nilai Akademis Menggunakan Instrumen Ams (<i>Academic Motivation Scale</i>).....	53-58
Hartatik (Teknik Informatika STMIK AMIKOM Yogyakarta)	
Perancangan Sistem Audio On Demand Berbasis Jaringan Tcp/Ip di STMIK AMIKOM Yogyakarta.....	59-67
Hastari Utama (Teknik Informatika STMIK AMIKOM Yogyakarta)	
Analisis Perbandingan Aplikasi Web Berdasarkan <i>Quality Factors</i> dan <i>Object Oriented Design Metrics</i>	68-78
Jamal ¹⁾ , Ema Utami ²⁾ , Armadyah Amborowati ³⁾ (^{1,2})Magister Teknik Informatika, ³⁾ Teknik Informatika STMIK AMIKOM Yogyakarta)	
Evaluasi Sumber Daya Teknologi Informasi di SMK Negeri 3 Magelang.....	79-86
Maria Harpeni Eko Meladewi ¹⁾ , Abidarin Rosidi ²⁾ , Hanif Al Fatta ³⁾ (^{1, 2, 3})Magister Teknik Informatika STMIK AMIKOM Yogyakarta)	

Uji Performa Implementasi Software-Based Openflow Switch Berbasis Openwrt Pada Infrastruktur Software-Defined Network.....	87-95
Rikie Kartadie ¹⁾ , Barka Satya ²⁾ (¹⁾ Teknik Informatika, ²⁾ Manajemen Informatika STMIK AMIKOM Yogyakarta)	
Analisis Keakuratan Metode Ahp dan Metode Saw Terhadap Sistem Pendukung Keputusan Penerimaan Beasiswa	96-100
Saifulloh ¹⁾ , Noordin Asnawi ²⁾ (^{1, 2)} Teknik Informatika STT Dharma Iswara Madiun)	
Perbandingan Kinerja Algoritma Nbc, Svm, C 4.5 Dan Nearest Neighbor : Kasus Prediksi Status Resiko Pembiayaan Di Bank Syariah.....	101-106
Sumarni Adi (Teknik Informatika STMIK AMIKOM Yogyakarta)	

PENERAPAN ALGORITMA *LEARNING VECTOR QUANTIZATION* UNTUK PREDIKSI NILAI AKADEMIS MENGGUNAKAN INSTRUMEN AMS (*ACADEMIC MOTIVATION SCALE*)

Hartatik

Teknik Informatika STMIK AMIKOM Yogyakarta
email: hartatik@amikom.ac.id

Abstract

Academic values is an important component for students and colleges. For students, high academic value can facilitate them to find a good job. As for college, academic grades is one of the tools to measure the success of teaching and learning in the college environment. Predicted value of academic achievement by a student is one of the ways that often do colleges to improve the quality of graduates. Learning Vector Quantization method is one of the artificial neural network algorithms that can be used to make predictions. LVQ will fixing weights and output vectors each acquired a new input vector automatically. The amount of training data which are used in this paper are 13 questionnaires and test data which are used 10 questionnaire. The number of variables that will be used as the input vector are 7 factors of motivation.

There are the value of questions that is relating to Self-efficacy, Identification with Academic, Intrinsic motivation, extrinsic motivation, Amotivation, Meaningful Shallow cognitive, cognitive engagement and student engagement as measured by the scale linkert. While the number of output vectors are 4 academic value. That value are less, sufficient, good and satisfactory. The output of this research that using 9 training data, 0,05 learning rate, 100 epoch, 10 test data produce 60% accuracy. This output could change for the better level of accuracy by testing and varying the value of learning rate, epoch and training data. The more data that is used to train the LVQ will have a more complete knowledge.

Keywords:

Prediction, LVQ, Academic

Pendahuluan

Nilai akademis mahasiswa atau biasa disebut indeks prestasi kumulatif (IPK) merupakan salah satu parameter yang sering dijadikan tolak ukur kesuksesan mahasiswa selama mengikuti perkuliahan di universitas maupun perguruan tinggi. Banyak perusahaan dan instansi pemerintahan yang menggunakan nilai akademis sebagai parameter untuk menyeleksi calon karyawannya. Bagi universitas atau perguruan tinggi, nilai akademis mahasiswa menjadi parameter penilaian kualitas proses belajar mengajar yang berjalan, yang diukur melalui akreditasi institusi atau jurusan.

Kecerdasan intelektual bukanlah faktor utama yang mempengaruhi perolehan nilai akademis tinggi di kalangan mahasiswa. Penelitian yang dilakukan oleh Walker, Greene & Mansell (2005) menyebutkan bahwa ada 7 faktor motivasi yang mempengaruhi nilai akademis mahasiswa yaitu : 1) *Self-efficacy* adalah keyakinan seseorang mengenai kemampuan yang dimiliki oleh dirinya dalam menyelesaikan suatu permasalahan [2]. 2) *Identification with Academic* didefinisikan sebagai sejauh mana seorang mahasiswa peduli dan memperhatikan pentingnya pendidikan untuk diri mereka [1]. 3) *Intrinsic motivation* didefinisikan sebagai motivasi yang berasal dari diri sendiri dalam mengikuti dan mengerjakan tugas-tugas akademis dengan tujuan untuk mendapatkan kepuasan [1]. 4) *Extrinsic*

motivation didefinisikan sebagai motivasi yang berasal dari luar diri sendiri misalnya karena ingin mendapatkan penghargaan dan imbalan [1]. 5) *Amotivation* adalah perasaan pesimis dan ketidakpedulian akan hasil suatu pekerjaan [1]. 6) *Meaningful cognitive engagement* diartikan sebagai kemampuan seorang mahasiswa untuk menggunakan suatu cara atau strategi dalam mencapai hasil belajar yang optimal [Walker et al, 2005]. Dan yang terakhir 7) *Shallow cognitive engagement* diartikan sebagai kemampuan seseorang dalam menghafal dan mencatat hal-hal kecil yang dapat meningkatkan prestasi belajar mahasiswa [1]. Dibandingkan dengan tingkat intelektual, faktor motivasi merupakan faktor dominan yang sangat mempengaruhi dalam perolehan nilai akademis [3].

Pentingnya nilai akademis bagi mahasiswa dan perguruan tinggi membuat beberapa perguruan tinggi berusaha untuk membangun suatu model yang dapat melakukan prediksi nilai akademis mahasiswa.

Penelitian mengenai prediksi nilai akademis mahasiswa telah banyak dilakukan sebelumnya. Penelitian yang dilakukan oleh Nghe, Janecek dan Haddawy (2007) mencoba membandingkan nilai keakuratan Algoritma *Decision Tree* dan Algoritma *Bayesian Network* dalam memprediksi nilai akademis mahasiswa S1 dan S2 Can Tho University (CTU) dan Asian Institute University of Technology

(AIT) [4]. Hasilnya Algoritma *Decision Tree* memiliki nilai konsistensi 3-12% lebih baik dibandingkan *Algoritma Bayesian Network*. Algoritma *Decision Tree* mampu memperdiksi nilai akademik mahasiswa dengan tingkat akurasi 71%. Sedangkan *Algoritma Bayesian Network* memiliki nilai akurasi yang lebih rendah yaitu 64%.

Penelitian lain dilakukan oleh Garcia dan Mora (2011). Penelitian ini membahas tentang prediksi nilai akademis mahasiswa menggunakan Algoritma *Naïve Bayes*. Hasil dari penelitian didapatkan nilai akurasi sebesar 50% [5].

Menilik dari beberapa penelitian, Algoritma *Decision Tree*, *Bayesian Network*, dan *Naïve Bayes* memiliki nilai akurasi yang cukup rendah dalam memprediksi nilai akademis yaitu dibawah 75%.

Oleh karena itu pada penelitian ini mencoba untuk melakukan prediksi nilai akademis mahasiswa menggunakan Algoritma Jaringan Syaraf Tiruan yaitu *Learning Vector Quantization* (LVQ).

Tinjauan Pustaka

Prediksi (*forecasting*) adalah suatu proses memprediksi atau meramal kejadian yang akan datang berdasarkan parameter dan algoritma tertentu [6]. Prediksi sering digunakan di berbagai organisasi dan perusahaan untuk membantu membuat suatu keputusan maupun kebijakan penting lainnya. Tujuan dari prediksi sebenarnya untuk mengurangi ketidakpastian dalam suatu kondisi dan membuat suatu tolak ukur untuk memperkirakan suatu kejadian yang akan datang berdasarkan pola-pola data lampau [6]. Penelitian yang dilakukan oleh Neves dan Vieira (2006) menyebutkan bahwa metode-metode yang ada dalam jaringan syaraf tiruan seperti metode LVQ dapat digunakan untuk melakukan prediksi atau peramalan [7].

Learning Vector Quantization (LVQ) merupakan suatu metode yang digunakan untuk melakukan pelatihan pada data yang jumlahnya besar [8]. Dalam metode ini, LVQ akan melakukan klasifikasi terhadap input yang diberikan. Sebagai algoritma pembelajaran, metode LVQ mencoba untuk mengeliminasi data yang memiliki banyak *noise* yang dapat mempercepat laju konvergensi dalam sistem peramalan atau prediksi [8].

Metode LVQ adalah varian dari algoritma Kohonen *Self-Organizing Map* (SOM) yang melakukan pembelajaran pada lapisan kompetitifnya secara terawasi (*supervised training*). Metode LVQ digunakan untuk melakukan pengelompokan dimana jumlah kelompoknya telah ditentukan arsitekturnya (target/kelas sudah ditentukan sebelumnya) [9].

Rumus yang digunakan dalam metode LVQ adalah [10] :

Dimisalkan vektor input yang digunakan sebanyak n buah data, dengan m buah vektor output. Data-data tersebut akan dibagi dalam k kelas.

1. Langkah pertama yang dilakukan menghitung nilai bobot-bobot akhir menggunakan algoritma pelatihan sebagai berikut :
 - a. Tetapkan nilai bobot awal variabel input ke- j menuju ke kelas ke- i yang disimbolkan dengan w_{ij} dimana $i = 1, 2, \dots, n$; dan $j = 1, 2, \dots, m$.
 - b. Tetapkan parameter learning rate yang disimbolkan dengan α .
 - c. Tetapkan pengurangan learning rate : $Deca$.
 - d. Tetapkan minimal learning rate yang diperbolehkan : $Min\alpha$.
 - e. Masukkan :
 - Vektor input x_{ij} dengan $i = 1, 2, \dots, n$.
 - Target berupa kelas sebanyak k buah yang disimbolkan dengan t_k .
 - f. Tetapkan kondisi awal : $epoch = 0$
 - g. Lakukan iterasi langkah-langkah dibawah ini jika nilai $\alpha \geq Min\alpha$
 - $epoch = epoch + 1$ (1)
 - kerjakan j sedemikian hingga $\|x_i - w_j\|$ minimum dengan $j = 1, 2, \dots, k$ (2)
 - perbaiki w_j dengan ketentuan :
 - jika $t = c_j$ maka hitung $w_j = w_j + \alpha (x_i - w_j)$ (3)
 - jika $t \neq c_j$ maka hitung $w_j = w_j - \alpha (x_i - w_j)$ (4)
 - kurangi nilai α . Pengurangan nilai α bisa dilakukan dengan rumus :
 - $\alpha = \alpha - Deca$ (5)
 - $\alpha = \alpha * Deca$ (6)

Setelah dilakukan pelatihan, akan diperoleh bobot-bobot akhir (w). Bobot ini akan digunakan untuk melakukan pengujian pada input yang datang. Pengujian dilakukan dengan langkah-langkah :

1. Masukkan data yang akan diuji, misalnya x_{ij} dengan $i = 1, 2, \dots, np$ dan $j = 1, 2, \dots, m$.
2. Kerjakan untuk $i = 1$ sampai np
 - a. Tentukan j sedemikian hingga $\|x_i - w_j\|$ minimum, dengan $j = 1, 2, \dots, k$.
 - b. j adalah kelas untuk x_i .

Metode Penelitian

Model yang digunakan untuk menyelesaikan penelitian ini adalah CRISP-DM (*Cross Industry Standard Process for Data Mining*). Model CRISP-DM diperkenalkan pertengahan tahun 1990 oleh sebuah perusahaan konsorsium Eropa [11]. Model CRISP-DM terdiri dari 6 langkah utama yaitu [12] :

1. *Business Understanding* : meliputi penentuan tujuan bisnis, menilai situasi saat ini,

2. menetapkan tujuan data mining, dan mengembangkan rencana proyek. Tujuan bisnis yang akan dilakukan pada penelitian ini adalah bagaimana melakukan prediksi nilai akademis mahasiswa. Alasan diambilnya topik ini karena prediksi nilai akademis mahasiswa menjadi hal yang cukup penting bagi beberapa perguruan tinggi maupun universitas. Penelitian yang dilakukan oleh Walker, Greene & Mansell (2005) menyebutkan bahwa nilai akademis yang dimiliki oleh mahasiswa tidak hanya dipengaruhi oleh kecerdasan tetapi juga dipengaruhi oleh motivasi yang dimiliki oleh mahasiswa tersebut. Dari kedua parameter tersebut, motivasi merupakan faktor yang sangat mempengaruhi dalam perolehan nilai akademis [3]. Oleh karenanya pada penelitian ini, parameter yang digunakan untuk melakukan prediksi lebih diutamakan pada aspek motivasi. Harapannya, mahasiswa yang masuk ke dalam kelompok nilai akademis rendah bisa dibantu dengan pendekatan konseling untuk menaikkan nilai akademisnya.
3. *Data Understanding* : Setelah tujuan bisnis dan rencana proyek ditetapkan, langkah selanjutnya

melakukan pengumpulan data awal, deskripsi data, eksplorasi data, dan verifikasi kualitas data. Penelitian yang diusulkan ini menggunakan data primer, dengan respondennya adalah mahasiswa jurusan S1. Teknik Informatika STMIK AMIKOM Yogyakarta angkatan 2012. Pertanyaan yang dipakai dalam kuisioner mengacu pada instrumen AMS (*Academic Motivation Scale*). Instrumen AMS dibuat oleh Robert J. Vallerand, Luc G. Pelletier, Marc R. Blaise, Nathalie M. Briere, Caroline Senecal, Evelyne F. Valliere pada tahun 1992 sebagai instrumen untuk mengukur SDT (*Self Determination Theory*) [13]. SDT adalah pendekatan dalam ilmu psikologi yang digunakan untuk melakukan analisa pada motivasi seseorang yang kaitannya pada pengaruh dorongan dalam diri seseorang untuk pengembangan diri dan perubahan suatu perilaku [14]. Mahasiswa akan diberikan kuisioner yang berisi 7 pertanyaan seperti yang ada pada tabel 1 dimana pertanyaannya diambil dari jurnal yang ditulis oleh Walker, Greene, dan Mansell (2005).

Tabel 1. Pertanyaan Kuisioner

No.	Pertanyaan	Jawaban				
		STS	TS	N	S	SS
		1	2	3	4	5
1.	<i>Self-Efficacy</i> Saya yakin saya bisa belajar dan menerapkan ide-ide dan keterampilan seperti yang diajarkan di kelas.					
2.	<i>Identification with academics</i> Sekolah merupakan sesuatu yang sangat penting bagi kehidupan saya					
3.	<i>Intrinsic motivation</i> Membaca dan mempelajari pengetahuan baru di kampus merupakan sesuatu yang menyenangkan untuk saya					
4.	<i>Extrinsic motivation</i> Tujuan saya kuliah adalah untuk mendapatkan pekerjaan yang baik dan bergaji besar					
5.	<i>Amotivation</i> Saya merasa belajar di kampus tidak menambah pengetahuan dan keterampilan baru					
6.	<i>Meaningful cognitive engagement</i> Ketika kuliah saya selalu membawa buku, slide yang berisi materi kuliah dan mencatat materi-materi yang belum saya pahami ketika mengikuti perkuliahan					
7.	<i>Shallow cognitive engagement</i> Saya selalu berusaha untuk mengingat dan mereview kembali materi-materi yang didapat di kelas					

Jawaban dari masing-masing mahasiswa diukur dengan menggunakan Skala Likert karena cocok digunakan untuk mengukur karakter, kepribadian, sifat, sikap dan pendapat seseorang [15].

4. *Data Preparation* : Pada tahap ini dilakukan identifikasi dan pembangunan jawaban dari kuisioner yang telah dibagikan untuk bisa melakukan pengelompokan dan pemilahan ke dalam kelompok-kelompok yang telah ditentukan. Jumlah kelompok atau target yang digunakan pada penelitian ini dapat dilihat pada tabel 2.

Tabel 2. Kelompok atau target yang dipakai

No.	Kelompok	Keterangan
1.	Kurang	IPK berada dalam range : $0 \leq \text{IPK} \leq 2$
2.	Cukup	IPK berada pada range : $2 < \text{IPK} \leq 2,5$
3.	Baik	IPK berada pada range : $2,5 < \text{IPK} \leq 3,00$
4.	Memuaskan	IPK berada pada range : $\text{IPK} > 3$

5. *Modeling dan Evaluation* : Pada fase ini dilakukan pemilihan model yang akan digunakan untuk melakukan prediksi nilai akademik mahasiswa. Fase pemodelan dilakukan bersamaan dengan fase evaluasi. Model yang akan digunakan pada penelitian ini adalah metode LVQ. Jumlah data latih yang akan digunakan sebanyak 9 dan data uji sebanyak 10. Sedangkan pengujian akan dilakukan dengan membandingkan nilai akademis yang diperoleh mahasiswa dengan nilai akademik mahasiswa hasil prediksi metode LVQ.
6. *Diployment*. Fase ini dilakukan guna penemuan pengetahuan (identifikasi hubungan yang tak terduga dan berguna) untuk kemudian diterapkan pada operasi bisnis di berbagai tujuan, termasuk prediksi.

Hasil dan Pembahasan

Arsitektur LVQ terdiri dari lapisan input (input layer), lapisan kompetitif (terjadi kompetisi pada input untuk masuk ke dalam suatu kelas berdasarkan kedekatan jaraknya) dan lapisan output (output layer). Lapisan input dihubungkan dengan lapisan kompetitif oleh bobot. Dalam lapisan kompetitif, proses pembelajaran dilakukan secara terawasi[3]. Input akan bersaing untuk dapat masuk ke dalam suatu kelas. Hasil dari lapisan kompetitif ini berupa kelas, yang kemudian akan dihubungkan dengan lapisan output oleh fungsi aktivasi.

Aktivasi yang digunakan adalah fungsi linear dengan tujuan kelas yang diperoleh pada lapisan output sesuai dengan kelas yang dimasukkan ke lapisan output.

Jumlah variabel yang digunakan sebagai neuron input adalah 7 yaitu :

- Neuron 1 (x_1) : Jawaban pertanyaan mengenai *Self-Efficacy*
- Neuron 2 (x_2) : Jawaban pertanyaan mengenai *Identification with academics*
- Neuron 3 (x_3) : Jawaban pertanyaan mengenai *Intrinsic motivation*

- Neuron 4 (x_4) : Jawaban pertanyaan mengenai *Extrinsic motivation*
- Neuron 5 (x_5) : Jawaban pertanyaan mengenai *Amotivation*
- Neuron 6 (x_6) : Jawaban pertanyaan mengenai *Meaningful cognitive engagement*
- Neuron 7 (x_7) : Jawaban pertanyaan mengenai *Shallow cognitive engagement*

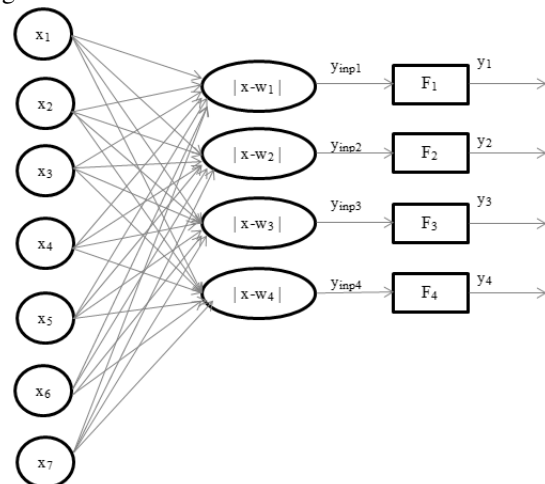
Jumlah neuron keluarannya ada 4 yaitu :

- Kurang (y_1)
- Baik (y_2)
- Memuaskan (y_3)
- Sangat memuaskan (y_4)

Vektor bobot yang dibentuk sejumlah neuron outputnya yaitu 4 dengan rincian sebagai berikut :

- $w_{1j} = (w_{11}, w_{12}, w_{13}, w_{14}, w_{15}, w_{16}, w_{17})$
- $w_{2j} = (w_{21}, w_{22}, w_{23}, w_{24}, w_{25}, w_{26}, w_{27})$
- $w_{3j} = (w_{31}, w_{32}, w_{33}, w_{34}, w_{35}, w_{36}, w_{37})$
- $w_{4j} = (w_{41}, w_{42}, w_{43}, w_{44}, w_{45}, w_{46}, w_{47})$

Sesuai data di atas, maka arsitektur jaringan LVQ pada prediksi akademik mahasiswa ada pada gambar 1.



Gambar 1. Arsitektur LVQ pada prediksi akademis mahasiswa

Berdasarkan Gambar 1, tampak bahwa dalam LVQ terdapat empat vektor bobot yang menghubungkan setiap neuron input dengan neuron output sehingga dapat dikatakan bahwa setiap neuron output pada LVQ berhubungan dengan sebuah vektor bobot. Untuk melakukan proses pengenalan dan pembelajaran, LVQ menggunakan operasi-operasi vektor.

Pola-pola akan disajikan dalam bentuk vektor. Pemrosesan yang terjadi pada setiap neuron adalah mencari jarak antara suatu vektor

input ke bobot yang bersangkutan (w_1, w_2, w_3 dan w_4).

w_1 adalah vektor bobot yang menghubungkan setiap neuron pada lapisan input ke neuron pertama pada lapisan output, w_2 adalah vektor bobot yang menghubungkan setiap neuron pada lapisan input ke neuron kedua pada lapisan output, w_3 adalah vektor bobot yang menghubungkan setiap neuron pada lapisan input ke neuron ketiga pada lapisan output dan w_4 adalah vektor bobot yang menghubungkan setiap neuron pada lapisan input ke neuron keempat pada lapisan output. Fungsi aktivasi (F) yang digunakan pada arsitektur jaringan LVQ adalah fungsi linier. Tujuannya adalah agar diperoleh keluaran yang sama dengan masukan, sesuai dengan rumus fungsi linier yaitu $y = x$. Fungsi aktivasi f_1 akan memetakan y_{inp1} ke $y_1 = 1$ apabila $|x - w_1| < |x - w_2|$ AND $|x - w_1| < |x - w_3|$ AND $|x - w_1| < |x - w_4|$. Sedangkan nilai $y_1 = 0$ jika sebaliknya. Fungsi aktivasi f_2 , akan memetakan y_{inp2} ke $y_2 = 1$ apabila $|x - w_2| < |x - w_1|$ AND $|x - w_2| < |x - w_3|$ AND $|x - w_2| < |x - w_4|$. Sedangkan nilai $y_2 = 0$ jika sebaliknya. Fungsi aktivasi f_3 , akan memetakan y_{inp3} ke $y_3 = 1$ apabila $|x - w_3| < |x - w_1|$ AND $|x - w_3| < |x - w_2|$ AND $|x - w_3| < |x - w_4|$. Sedangkan nilai $y_3 = 0$ jika sebaliknya. Fungsi aktivasi f_4 , akan memetakan y_{inp4} ke $y_4 = 1$ apabila $|x - w_4| < |x - w_1|$ AND $|x - w_4| < |x - w_2|$ AND $|x - w_4| < |x - w_3|$. Sedangkan nilai $y_4 = 0$ jika sebaliknya.

Faktor-faktor yang digunakan pada perhitungan metode LVQ ini adalah :

1. Alfa (*Learning rate*)

Alfa didefinisikan sebagai tingkat pembelajaran. Jika alfa yang terlalu besar akan mengakibatkan ketidakstabilan perhitungan dalam algoritmanya. Sebaliknya, jika alfa terlalu kecil, maka proses iterasi yang dilakukan akan terlalu lama. Nilai alfa adalah $0 < \alpha < 1$. Pada penelitian ini nilai alfa yang diberikan pada awal (inisialisasi) adalah 0,05.

2. DecAlfa (Penurunan *Learning rate*)

Yaitu penurunan tingkat pembelajaran. Penurunan nilai alfa dihitung dengan rumus :

$$\alpha \text{ baru} = \alpha \text{ lama} - (0,1 * \alpha \text{ lama}) \quad (6)$$

3. MinAlfa (Minimum *Learning rate*)

MinAlfa adalah minimal nilai tingkat pembelajaran yang masih diperbolehkan. MinAlfa yang diterapkan pada penelitian ini adalah 0,0005.

4. MaxEpoch (Maksimum epoch)

MaxEpoch adalah jumlah epoch atau iterasi maksimum yang boleh dilakukan selama pelatihan. Iterasi akan dihentikan jika nilai epoch melebihi epoch maksimum. Nilai epoch yang ditetapkan pada penelitian ini adalah 100.

Epoch pertama dari masing-masing vektor input adalah :

a. Vektor input pertama : {5,4,5,4,3,3,4} dengan nilai targetnya adalah 4

Maka perhitungan untuk keempat bobotnya adalah (digunakan rumus 2) :

$$w_1 = \sqrt{(5-5)^2 + (4-4)^2 + (5-4)^2 + (4-5)^2 + (3-4)^2 + (3-4)^2 + (4-3)^2} = 2,24$$

$$w_2 = \sqrt{(5-4)^2 + (4-5)^2 + (5-2)^2 + (4-3)^2 + (3-4)^2 + (3-2)^2 + (4-3)^2} = 3,87$$

$$w_3 = \sqrt{(5-4)^2 + (4-3)^2 + (5-4)^2 + (4-2)^2 + (3-3)^2 + (3-2)^2 + (4-2)^2} = 3,46$$

$$w_4 = \sqrt{(5-3)^2 + (4-2)^2 + (5-4)^2 + (4-5)^2 + (3-3)^2 + (3-2)^2 + (4-2)^2} = 3,87$$

nilai minimum dari w_1, w_2, w_3 dan w_4 adalah w_1 maka nilai bobot w_1 baru akan dihitung menggunakan rumus 3.

$$w_1 \text{ baru} = 5 + 0,05 (5-5) = 5$$

$$w_2 \text{ baru} = 4 + 0,05 (4-4) = 4$$

$$w_3 \text{ baru} = 4 + 0,05 (5-4) = 4,05$$

$$w_4 \text{ baru} = 5 + 0,05 (4-5) = 4,95$$

$$w_5 \text{ baru} = 4 + 0,05 (3-4) = 3,95$$

$$w_6 \text{ baru} = 4 + 0,05 (3-4) = 3,95$$

$$w_7 \text{ baru} = 3 + 0,05 (4-3) = 3,05$$

b. Vektor input kedua : {3,5,4,3,4,4,3} dengan nilai targetnya adalah 3

Maka perhitungan untuk keempat bobotnya adalah (digunakan rumus 2) :

$$w_1 = \sqrt{(3-5)^2 + (5-4)^2 + (4-4,05)^2 + (3-4,95)^2 + (4-3,95)^2 + (4-3,95)^2 + (3-3,05)^2} = 2,97$$

$$w_2 = \sqrt{(3-4)^2 + (5-5)^2 + (4-2)^2 + (3-3)^2 + (4-4)^2 + (4-2)^2 + (3-3)^2} = 3$$

$$w_3 = \sqrt{(3-4)^2 + (5-3)^2 + (4-4)^2 + (3-2)^2 + (4-3)^2 + (4-2)^2 + (3-3)^2} = 3,46$$

$$w_4 = \sqrt{(3-3)^2 + (5-2)^2 + (4-4)^2 + (3-5)^2 + (4-3)^2 + (4-2)^2 + (3-2)^2} = 4,36$$

nilai minimum dari w_1, w_2, w_3 dan w_4 adalah w_1 maka nilai bobot w_1 baru akan dihitung menggunakan rumus 3.

$$w_1 \text{ baru} = 5 + 0,05 (3-5) = 4,9$$

$$w_2 \text{ baru} = 4 + 0,05 (5-4) = 4,05$$

$$w_3 \text{ baru} = 4,05 + 0,05 (4-4,05) = 4,05$$

$$w_4 \text{ baru} = 4,95 + 0,05 (3-4,95) = 4,85$$

$$w_5 \text{ baru} = 3,95 + 0,05 (4-3,95) = 3,95$$

$$w_6 \text{ baru} = 3,95 + 0,05 (4-3,95) = 3,95$$

$$w_7 \text{ baru} = 3,05 + 0,05 (3-3,05) = 3,04$$

Perhitungan ini diteruskan hingga data uji ke-10 dan epoch ke-100. Setelah mencapai epoch yang ke-100 diperoleh bobot akhir :

$$w_1 = (3,98; 3,97; 3,96; 4,09; 3,84; 3,97; 3,68)$$

$$w_2 = (3,24; 4,02; 2,04; 3,46; 4,24; 2,1; 3,73)$$

$$w_3 = (3,24; 3,47; 4,24; 1,9; 2,91; 2,09; 2,09)$$

$$w_4 = (3,09; 2,09; 4,05; 4,95; 3,32; 2,04; 2,09)$$

Pada Pengujian, dilakukan simulasi untuk data input (3,5,3,4,3,5,4). Data input tersebut kemudian dicari jarak input untuk semua bobot 1 sampai dengan bobot 4. Nomor bobot dengan jarak terpendek akan menjadi kelasnya.

• Jarak pada bobot ke- 1

$$w_1 = \sqrt{(3-3,98)^2 + (5-3,97)^2 + (3-3,96)^2 + (4-4,09)^2 + (3-3,84)^2 + (5-3,97)^2 + (4-3,68)^2} = 2,195427066$$

• Jarak pada bobot ke- 2

$$w_2 = \sqrt{(3-3,24)^2 + (5-4,02)^2 + (3-2,04)^2 + (4-3,46)^2 + (3-4,24)^2 + (5-2,1)^2 + (4-3,73)^2}$$

- = 8,893351449
- Jarak pada bobot ke- 3
 $w_3 = \sqrt{(3-3,24)^2 + (5-3,47)^2 + (3-4,24)^2 + (4-1,9)^2 + (3-2,91)^2 + (5-2,09)^2 + (4-2,09)^2}$
 = 7,831372804
 - Jarak pada bobot ke- 4
 $w_4 = \sqrt{(3-3,24)^2 + (5-3,47)^2 + (3-4,24)^2 + (4-1,9)^2 + (3-2,91)^2 + (5-2,09)^2 + (4-2,09)^2}$
 = 7,831372804

Nilai terkecil / jarak terdekat pada perhitungan bobot di atas adalah w_1 , oleh karena itu, mahasiswa dengan jawaban seperti tabel 3.4 akan memiliki IPK yang memuaskan. Perhitungan yang sama dilakukan untuk 9 data uji lainnya. Dari 10 data uji didapatkan 6 data uji memiliki kelompok yang benar dan 4 lainnya memiliki kelompok yang salah.

Kesimpulan dan Saran

Kesimpulan dari penelitian ini adalah dengan data latih sebanyak 9, learning rate 0,05, epoch 100, data uji 10 didapatkan nilai akurasi yang dihasilkan sebanyak 60%. Angka ini bisa berubah menjadi lebih baik tingkat akurasinya dengan melakukan uji coba dan mengubah-ubah nilai learning rate, epoch dan memperbanyak data latih. Semakin banyak data latih yang digunakan maka LVQ akan memiliki pengetahuan yang lebih lengkap.

Daftar Pustaka

- [1] C.O. Walker, B.A. Greene, R.A. Mansell, "Identification with academics, intrinsic/extrinsic motivation, and self-efficacy as predictors of cognitive engagement", *Elsevier Journal of Learning and Individual Differences*, vol. 16, pp. 1-12, 2006.
- [2] A. Bandura, "Human Agency in Social Cognitive Theory", *Journal of American Psychologist*, vol. 44, no. 9, pp. 1175-1184, September 1989.
- [3] N. Hegarty, "Application of The academic Motivation Scale to Graduate Students", *The Journal of Human Resource and Adult Learning*, vol. 6, no. 2, Desember 2010.
- [4] N.T. Nghe, P. Janeczek, P. Haddawy, "A comparative Analysis of Technique for Predicting Academic Performance", in *37th ASEE/IEEE Frontiers in Education Conference*, pp. T2G 7-12, Oct. 10-13, 2007.
- [5] E. Garcia, P. Mora, "Model Prediction of Academic Performance for First Year Students", in *IEEE 10th Mexican International Conference on Artificial Intelligence*, 2011.
- [6] H.J. Zainodin, G. Khuneswari, "A Case Study on Determination of House Selling Price Model Using Multiple Regression", *Malaysian Journal of Mathematical Sciences* 3(1), pp. 27-44, 2009.
- [7] J.C. Neves, A. Vieira, "Improving Bankruptcy Prediction with Hidden Layer Learning Vector Quantization", *Journal European Accounting Review*, vol. 15, no. 2, pp. 253-271, 2006.
- [8] J. Wang, Y. Zhang, "Research on Prediction of Water Resource Based on LVQ network", in *IEEE*, pp. 4047-4049, 2011.
- [9] N. Chen, A. Vieira, J. Duarte, "Cost-Sensitive LVQ for Bankruptcy Prediction: An Empirical Study", in *IEEE*, pp. 115-119, 2009.
- [10] S. Kusumadewi, S. Hartati, *Neuro-Fuzzy Integrasi Sistem Fuzzy & Jaringan Syaraf*, ed. 2, Yogyakarta : Graha Ilmu, 2010.
- [11] M. Wook, et.al, "Predicting NDUM Student's Academic Performance Using Data Mining Techniques", in *IEEE Second International Conference on Computer and electrical Engineering*, pp. 357-361, 2009.
- [12] D.L. Olson, D. Delen, "Advanced data Mining Techniques", *Journal Springer*, 2008.
- [13] R.J. Vallerand, L.G. Pelletier, M.R. Blais, N.M. Briere, C. Senecal, E.F. Vallieres, "The Academic Motivation Scale : A Measure of Intrinsic, Extrinsic, and Motivation in Education", *Journal Educational and Psychological Measurement*, vol. 52, pp. 1003-1017, 1992.
- [14] E.L. Deci, R.M. Ryan, "The General Causality Orientations Scale : Self-Determination in Personality", *Journal of Research in Personality*, vol. 19, pp. 109-134, 1985.
- [15] H.Jr. Boone, D.A. Boone, "Analyzing Likert Data", *Journal of Extension*, vol. 50, no. 2, 2012.